知识管理论坛 ISSN 2095-5472 CN11-6036/C
Knowledge Management Forum

E-mail: kmf@mail.las.ac.cn
http://www.kmf.ac.cn

【研究论文】

后疫情时代下短租民宿用户购买行为研究

——基于 BERT 衡量的网络口碑

黄茜 贺超城 李欣儒 吴江
武汉大学信息管理学院 武汉 430072

摘要：［目的 / 意义］挖掘疫情后网络口碑和用户购买行为影响因素，从而在后疫情时代更好地吸引用户，促进在线短租行业经济回暖甚至实现超越。［方法 / 过程］获取 Airbnb 上北京地区的公开数据，利用 BERT 算法构建在线短租网络口碑的衡量指标，基于 ELM 模型选取 4 个房源属性和 6 个房东属性构建在线短租用户购买行为影响因素模型并进行实证研究。［结果 / 结论］利用 BERT 模型计算的评论情感得分均值来衡量在线短租网络口碑，为确认其替代变量提供思路。同时负二项回归结果表明，除房源周边环境描述所在影响路径外，网络口碑在其他房源和房东属性作用于用户购买行为过程中具有中介作用。然而，与研究假设相反，房东持有房源数量将负向显著影响房源口碑与销量，这可能是因为单套房源房东参与度更低；而房源与市中心距离越远，网络口碑越好，与疫情后周边游特征相关联。最后基于本研究结果为房东和平台提出相关运营建议，后疫情时代房源描述应当更加着墨于房源防疫措施、退订政策、室内活动等，但应与周边环境描述区别开来，同时可以抓住周边游热潮将疫情挑战转变为发展机遇，提升在线短租房源的竞争实力和业务量。

关键词：在线短租　网络口碑　ELM 模型　BERT 算法

分类号：F719.2

引用格式：黄茜 , 贺超城 , 李欣儒 , 等 . 后疫情时代下短租民宿用户购买行为研究 : 基于 BERT 衡量的网络口碑 [J/OL]. 知识管理论坛 , 2022, 8(3): 238-257[引用日期]. http://www.kmf.ac.cn/p/348/.

随着人们家庭游、自驾游等出行方式的日益多元化，传统酒店住宿已经无法满足用户的个性化住宿需求。在线短租，这一更具体验感和温馨感的住宿方式应运而生，既能满足租客的多样化房源需求，又能实现房东闲置房屋资源的充分利用，为用户出行住宿提供了新的选择，完善了住宿市场 [1]。

然而，新冠疫情以来，为配合防疫要求，在线短租行业几乎陷入全面停滞，在线短租平台和入驻房主面临前所未有的挑战 [2]。而进入

基金项目：本文系教育部哲学社会科学研究重大课题攻关项目“网络环境下大数据新动能机制研究”（项目编号：20JZD024）和国家自然科学基金项目“主导—参与视角下科研人员合作多样性对产出的影响机理研究”（项目编号：72204189）研究成果之一。

作者简介：黄茜，硕士；贺超城，讲师，博士，通信作者：E-mail: chaochehe@whu.edu.cn；李欣儒，硕士；吴江，教授，博士。

收稿日期：2023-02-01　　发表日期：2023-06-28　　本文责任编辑：刘远颖

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

后疫情时代，随着新冠疫苗接种的全面普及和取消旅游限制地区的增加，在线短租也逐步迎来了回暖复苏期[3]。同时，区别于共享交通、共享充电宝等其他共享经济业态，在在线短租领域，消费者所能获得的产品服务信息剥离了许多物理信息线索，又由于房屋的不动产属性面临着更大的沉没成本，网络口碑（electronic word of mouth, eWOM）成为消费者获取短租产品服务质量信息的重要渠道，以减少消费决策的不确定性[4]。已有研究表明，约93%的消费者在购买决策时会受到网络口碑的影响[5]。但面对新冠疫情等突发性公共安全事件所导致的用户需求新变化，过往研究多以评论数或总评分作为替代变量衡量网络口碑的方法并不能准确地反映真实情况，还需要对网络口碑进行更细粒度的刻画。

因此，在后疫情时代，考虑到经历疫情影响，消费者心理及行为所发生的重大变化[6]，本研究从全球最大C2C在线短租平台Airbub（insideairbnb.com）获取北京地区截至2021年12月24日的公开数据，其中包含仍处于运营状态的5 159处房源信息，以及自2018年1月1日至此的全部评论数据[7]。进而利用BERT（bidirectional encoder representations from transformers）算法构建在线短租网络口碑的衡量指标，基于详尽可能性模型（elaboration likelihood model, ELM）构建在线短租用户购买行为影响因素模型，挖掘疫情后消费者网络口碑和用户购买行为影响因素，从而为后疫情时代在线短租平台与房东制定更贴近市场发展的决策规划，为用户选择更好的房源提供助力。

1 理论基础与文献综述

1.1 在线短租用户购买行为

近年来，随着共享经济的快速发展，在线短租这一共享住宿形式在全球各大城市发展迅猛，盘活了大量闲置已久的房屋资源，创造了巨大的经济价值，为数十亿用户提供了个性化的住宿服务，受到国内外学者的广泛关注。从认知信任和制度信任角度出发，各类在线短租平台可开放获取信息，即房屋、房东、租客、交易信息，其中房源位置[8]、房屋设施[9]、房东信誉[10]、房屋定价[11]等作为信任衡量指标对用户消费的影响作用均已得到验证。而在了解用户信任与用户消费关系的基础上，融合图像和文本数据分析的在线短租平台信任计算框架被提出，可有效解决房东信任评估等问题，为消费者购买租房服务提供了可信环境[12]。但现有在线短租用户购买行为研究大多集中在用户间互动与信任机制的构建上，未考虑互联网背景下影响房源声誉信念传播的前置因素，即网络口碑的重要作用。此外，对于新冠疫情等突发性公共安全事件为在线短租产业带来的影响，当前大多研究还停留在定性分析用户消费意愿衰退和销售业绩下降等方面[13]，尚未有学者利用实证分析方法对后疫情时代在线短租用户购买行为影响因素进行研究。

1.2 在线短租网络口碑

网络口碑，其本质即为发布在产品或服务提供网站的反映消费者个人体验的一类重要用户生成内容[14]。尤其在互联网时代，用户热衷于通过评论来表达自身使用旅游产品的主观感受和真实体验，网络口碑在消费者购买决策中发挥着重要作用。而随着在线短租内容社区属性的加强，针对其他重要影响因素，尤其是非结构化数据，如用户生成内容（user-generated content, UGC）[15]和房东营销者生成内容（marketer-generated content, MGC）[16]等对用户感知乃至用户预定意愿的影响路径也成为正在研究焦点之一。梁晓蓓等探究了研究与电子服务质量相关的商家特色介绍等线上商家属性对房源网络口碑的影响[4]。而Z. Mao等发现网络口碑对在线短租用户复购意愿有积极影响，同时网络口碑将通过主观规范间接影响消费者复购[17]。因此，可以认为网络口碑在房源和房东属性影响在线短租房源预定过程中具有重要作用。此外，对于网络口碑，当前研究常常以评论数或总评分作为其替代变量，对网络口碑



的衡量并不准确 [18]。而由于网络口碑体现的是一种具有倾向性的购买态度，反映了已有消费体验的用户对购买产品所持的情感倾向，代表着消费者对产品与服务的认可与依赖，可考虑从在线评论所蕴含的情感来量化网络口碑。但是，仅用评论情感倾向（即正向、中性、负向）量化网络口碑又较为粗糙，在此基础上，考虑用评论情感得分更加细粒度地刻画网络口碑 [19-20]。故本研究将利用 BERT 算法计算用户评论情感得分，以某一房源下所有用户评论情感得分的均值作为该房源的网络口碑，为构建在线短租网络口碑衡量指标提供参考。

1.3 ELM 模型

ELM 模型是由 R. E. Petty 和 J. T. Cacioppo 于 1986 年所提出的关于个体对所获取的信息进行参与、思考、处理的二元路径处理模型，认为基于信息处理详尽度和投入精力的不同可以将受众处理信息的路径分为中心路径和边缘路径两种 [21]。中心路径下个人具有高度的动机和能力，将以高卷入度认真思考和分析信息的含义和价值，从而决定是否改变对事物的态度和行为。而边缘路径下信息接受者较少关注信息本身，更多关注信息源的特征，主要依赖信息的来源因素和情感因素来判断信息的有用性。

因此，基于两条信息处理路径的差异，可以认为影响受众处理信息态度的两个关键因素是动机（处理所接受信息的强烈欲望）和能力（对有效信息做出正确评估的能力），而它们也决定了用户对待所接受信息的精细加工程度和其影响用户行为的路径选择 [22]。其中，消费者的产品涉入度，即用户对产品信息的关注程度以及产品属性对用户的重要性，反映了个体动机的大小 [23]。而信息接受者的专业知识背景，以及信息的复杂程度和可读性等被认为与能力密切相关 [22]。同时，参照现有研究，在互联网环境下，平台质量、信息质量等是中心路径的代表变量，而平台中的代言人及用户对其情感倾向则作为边缘路径代表变量 [24]。冯俊发现知识产品描述性信息等将通过中心路径影响知识产品购买决策，而知识提供者声誉信号则是边缘路径上正向影响因素 [25]。黄思皓等验证了直播平台特征和主播个人特征将分别通过中心边缘路径正向促进用户沉浸体验和满意度 [24]。

ELM 模型同样被认为是网络口碑研究中的重要理论模型。I. Elvira 等总结了现有网络口碑研究中的集体发现，重新验证了 19 项中心路径（描述长度和一致性等）和边缘路径（信息源可信度和参与度等）上影响网络口碑和消费者购买意愿的因素 [5]。因此，本文选择 ELM 模型作为研究在线短租用户购买行为影响因素的理论基础，认为房源属性作为短租产品服务质量的直接客观描述将通过中心路径影响网络口碑与用户购买行为，而房东作为用户获取信息的来源，其属性是边缘路径上与短租产品服务信息相关的重要外围线索。

2 研究假设与模型构建

2.1 中心路径：房源属性的影响

房源是消费者在共享短租交易中的直接购买对象，因此房源属性包括基本设施、房屋布局、周边环境、地理位置等，无疑是消费者在完成购买决策时所需首要关注和分析的基本信息。其中，房源整体特征是房东对房源基本信息和主要优势的概述，是房东所披露的认为房源具有吸引力的信息，同时也是租客对房源质量产生第一印象的基础。印象管理理论指出个体会有意识地管理和控制他人对自己所形成的印象，尽可能维护自身所希望拥有的形象 [26]。即可以认为房东会有策略地通过对房源特征的描述来塑造良好形象并取得用户信任，以获得良好用户口碑。同时，有学者认为描述性文本长度与交易成功率密切相关 [27]。因此，在共享短租平台上，房源整体特征描述所包含的内容越详细，越能加深消费者的理解，就越能建立正向网络口碑，对消费者择屋决策的影响越大。故可以提出假设：

H1a：房源整体特征描述会正向影响短租产品服务网络口碑。

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

H1b：房源整体特征描述会正向影响用户购买行为。

其次，根据商圈理论 [28] 和核心—边缘旅游结构理论 [29]，房源周边环境和地理位置共同体现了房源的区位效益。受行政、市场、交通等因素影响，旅游区域可以划分为中心区和非中心区，中心区往往具有更丰富的旅游资源，因而旅游活动最为强烈，所产生的旅游效率最高，可以认为从中心到边缘，旅游区域吸引消费者的能力逐渐降低 [30]。而周边环境和地理位置是对房源是否处于中心区的直观体现。陈琳等发现不同的房源空间分布会影响用户对房源的信任值和关注度 [8]。S. Jang 等探究了在新冠疫情背景下租房市场中目的地区位属性所导致的消费者行为的异质性 [31]。因此提出假设：

H2a：房源周边环境描述会正向影响短租产品服务网络口碑。

H2b：房源周边环境描述会正向影响用户购买行为。

H3a：房源与市中心距离会负向影响短租产品服务网络口碑。

H3b：房源与市中心距离会负向影响用户购买行为。

此外，使整个住宿体验更有“人情味”和“体验感”正是在线短租的优势所在，房源内设施状况无疑是探究在线短租相关用户行为不可或缺的影响因素 [28]。对于租客来说，房源内部是其短租旅游过程中的重要活动与休息场所，完善的内部设施，能够消除用户对于短租生活不便利性和安全风险的担忧，从而对用户网络口碑的建立产生积极影响，使用户能够放心地做出购买决策。因此提出假设：

H4a：房源设施数量会正向影响短租产品服务网络口碑。

H4b：房源设施数量会正向影响用户购买行为。

2.2 边缘路径：房东属性的影响

不同于其他共享经济业态，共享短租涉及更多的租客和房东间的交流互动，因此更需要提供细粒化的房东资料特征来提高信息源可信度，从而降低消费者由于信息不对称所带来的风险 [32]。而对于 Airbnb 所开放展示的房东信息，其中房东持有房源数量是房东短租经营经验的直观体现，反映了房东的运营管理能力，对短租定价 [33] 和消费者信任 [34] 具有显著作用。此外，“超赞房东”是 Airbnb 基于一年内房东所持有的所有房源的出租表现，对于出色房东所授予的荣誉称号，房客将通过查看是否为超赞房东来判断房东经营能力和网络口碑，并做出购买决策 [32]。因此提出假设：

H5a：房东持有房源数量会正向影响短租产品服务网络口碑。

H5b：房东持有房源数量会正向影响用户购买行为。

H6a：超赞房东认证会正向影响短租产品服务网络口碑。

H6b：超赞房东认证会正向影响用户购买行为。

同时，在电子商务交易过程中，买方对诚实、真诚地展示自身真实信息的卖方具有明显信任倾向 [35]。而身份认证机制即为共享住宿平台所提供的帮助买卖双方建立信任的两大机制之一 [36]。Airbnb 上并未强制要求房东对以上所有身份信息进行披露，其中个人身份信息认证越全面的房东被认为更愿意向租客展示更多的个人真实信息来展现个人信誉，也更容易获得网络口碑。另一方面，房东入驻平台的时间越长，房东的经验越丰富，越了解用户消费心理和服务需求，因此可以提供更高质量的短租产品与服务。已有研究发现，与刚完成注册的房东相比，用户更倾向于信任注册时间较长的房东 [32]，且房源预定次数与房东入驻时长间具有明显的正相关关系 [37]。因此提出假设：

H7a：房东认证方式数量会正向影响短租产品服务网络口碑。

H7b：房东认证方式数量会正向影响用户购买行为。

H8a：房东入驻平台年份会正向影响短租产

品服务网络口碑。

H8b：房东入驻平台年份会正向影响用户购买行为。

此外，除页面所展示的一般描述性信息之外，消费者了解短租产品服务信息的重要渠道就是通过平台所设置的在线聊天工具与房东进行沟通。D.H. Mchnight 等认为买卖双方的信任建立在社会互动的过程之中，积极的互动是卖方善意的表现，有助于增进用户对商家的信任 [38]。房东在与租客互动中所表现出的服务态度，是否能给消费者营造出温馨舒适的交易氛围，对消费者是否表现出积极的网络口碑至关重要 [39]。而对于在线短租平台，能够及时回复租客无疑是房东积极参与互动的体现，可以通过帮助租客了解更多的订房信息而加快用户购买决策。同时，闪订功能是房东可选择开通的一项功能，能让房客更轻松地完成预定，一旦开通，无须等待房东确认，就可即刻成单。闪订功能的开通意味着房东愿意承担一定的没有亲自对租客素质水平进行把关所带来的风险，而为租客享受短租服务提供便利，可以让租客感受到友好的服务，对于房源定价与促进用户完成预定均有显著影响 [40]。因此提出假设：

H9a：房东回复率会正向影响短租产品服务网络口碑。

H9b: 房东回复率会正向影响用户购买行为。

H10a：房东是否允许闪订会正向影响短租产品服务网络口碑。

H10b：房东是否允许闪订会正向影响用户购买行为。

2.3 网络口碑的中介作用

网络口碑的概念最早由 B. Gelb 和 M. Johnson 提出，他们认为通过互联网所进行的信息沟通与交换是当前口碑传播的重要形式 [41]。以在线评论为主要表现形式，网络口碑体现的是一种具有倾向性的购买态度，代表着消费者对产品与服务的认可与依赖，而积极的购买态度对用户消费具有刺激作用 [42]。从情感极性上看，网络口碑的倾向可分为积极、中性和消极，是用户体验的直观描述。同时，正面的网络口碑又会激发潜在消费者的积极情绪，从而促进产生冲动性购买，反之负面的网络口碑会激发消极情绪进而抑制冲动性购买 [43-44]。已有学者通过问卷调查方式验证了 Airbnb 平台用户感知价值对房源网络口碑的影响 [45]，以及通过用户评分所衡量的网络口碑对旅游住宿预订数量的作用路径 [46]。对于在线短租平台，其用户评论无疑体现了消费者对民宿产品服务质量的整体感知，同样将作为一种信号影响其他人的购买行为。尤其当前，国内外学术界已经关注到对产品口碑信息的更细粒度刻画，通过计算评论情感指数等来探究用户口碑倾向，并进一步探索其对房源销量的影响，在新方法下实现了对口碑效应的验证 [47-48]。因此提出假设：

H11：网络口碑会影响用户购买行为。

因此，通过以上的文献回顾，以 ELM 模型为理论基础，本研究构建了基于网络口碑中介作用的在线短租用户购买行为研究模型框架，见图 1。同时考虑到价格、是否有独立卫生间、卧室数往往为租客所主动设置的筛选条件，该信息不需要用户进行过多处理分析，但将限制用户购买行为，故将其作为控制变量。

3 数据获取与变量构建

3.1 数据采集

Airbnb 创立于 2008 年，已成为目前全球领先的民宿短租公寓预定平台，积累了大量的在线短租用户消费数据和反馈数据。本研究采集来自 Airbnb 网站 Inside Airbnb 上截至 2021 年 12 月 24 日北京地区的公开数据，见表 1。

3.2 基于 BERT 的 eWOM 指标构建

网络口碑是消费者对产品服务质量正面或负面情绪的反馈，充分反映了用户对产品的感知满意度，尤其对于负面口碑，为了提升用户体验和产品销量，对这些评论的适当管理是塑造品牌声誉的基本要素 [45]。已有研究表明，网络口碑中的情感因素对图书销量、电影票房、房源销量产生了一定的影响 [47,49]。更有学者基

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

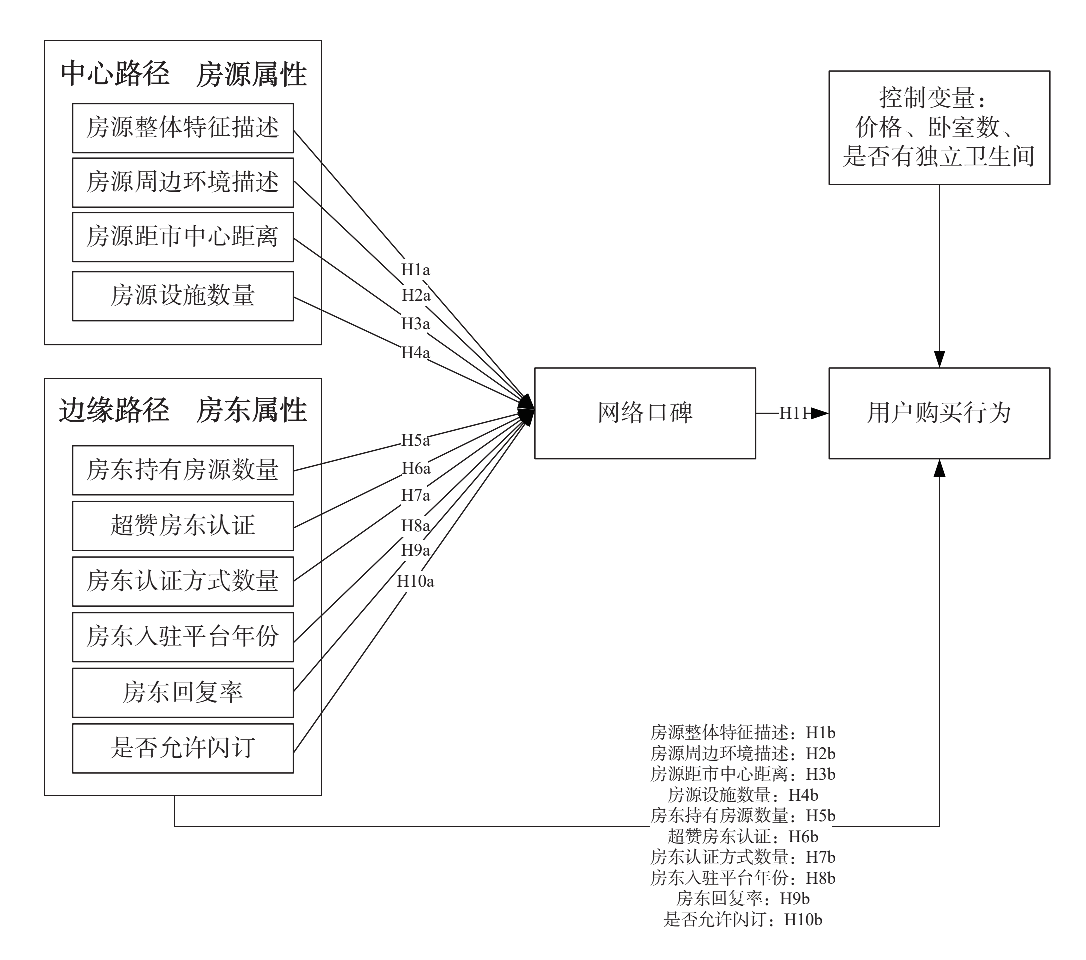


图 1 研究模型框架

表 1 北京地区 Airbnb 公开数据集

数据集名称	简介	字段	字段数/个	数据量/条
listing.csv	房源基本信息数据集	房源id、近30天评论数、房源价格、房源类型、房东入驻时间、24小时回复率、持有房源数量等	74	5 159
Reviews.csv	评论详情数据集	房源id、评论id、评论时间、评论者id、评论者昵称、评论内容	6	23 224

于情感词典方法对产品网络口碑信息进行了多层次细粒度挖掘 [48]。因此可以通过用户评论的情感倾向来判断网络口碑的好坏 [50]。故将收集到的 23 224 条在线短租用户评论，删除非中文评论、重复评论、无效评论、字数小于 10 的评论信息，最终得到 19 744 条有效评论信息用来训练 BERT 模型，并对每条评论进行情感得分计算，以获取网络口碑衡量指标。基于 BERT 的 eWOM 衡量指标构建过程见图 2。

（1）样本筛选与标注。本文从评论文本集中随机抽取出 3 000 条评论，将情感表达明显为积极的评论标记为 1，同时借鉴以往文献中的研究 [51]，考虑到模型泛化能力的提升，将情感表达明显为消极和"位置不错很好找，房间也很干净。就是隔音不太好，希望能够改善"等既有积极又有消极情感表达的评论文本标记为 0，体现为情感非正，由此得到可用于 BERT 预训练模型的评论情感标注样本集。部分标注内容见表 2。



知识管理论坛
2023 年 第 3 期（总第 45 期）

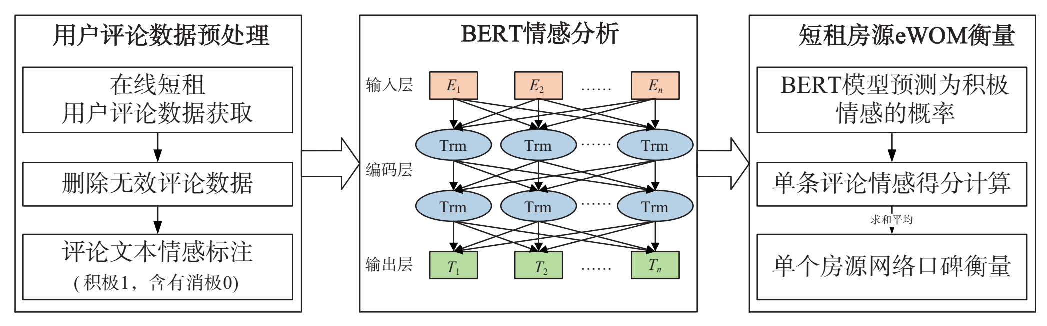


图 2 基于 BERT 的 eWOM 衡量指标构建

表 2 评论内容情感标注

序号	评论内容	人工情感标注
1	非常感谢华姐的招待，饭菜特别好吃，也非常感谢华姐在行程上给的建议	1
2	交通方便，而且院子整洁老板热情，非常有家的感觉。十分推荐	1
3	位置不错很好找，房间也很干净。就是隔音不太好，希望能够改善	0
4	作为青旅肯定是不合格的……Wi-Fi信号很差，冲凉有时会没有热水，厕所很少，房间里插座只有一个	0

（2）用户评论情感得分计算。BERT 作为一种基于 transformer 所建立的预训练模型，不同于传统语言模型采用 CNN 或 RNN 的链式结构，能够直接获取语言单位的双向语义关系从而获取到更多文本语义信息，并能够有效提升模型的泛化能力，在很多自然语言处理（natural language processing，NLP）任务中表现出色 [52]。谢星雨等基于 BERT 及其改进模型实现对电商评论文本的自动化分类，验证了 BERT 预训练模型的优越性 [53]。

因此，本研究利用 BERT 来对评论样本集的情感极性进行判别，其准确率能达到 0.950，精确率为 0.955，召回率达到 0.950，F1 值为 0.952，证实了 BERT 预训练模型在处理在线短租评论文本情感分析问题中的优越性。并基于训练好的 BERT 算法对全评论集中每条评论的情感得分进行了计算，部分评论内容及其情感得分和情感极性如表 3 所示：

表 3 评论情感得分及情感极性

序号	评论内容	情感得分	情感极性
1	院子适合家庭聚会，女主人热情好客，房间干净整洁，中式家具，非常好的入住体验	0.999 958	1
2	房东非常热情，免费给升级了房型，饭菜也很好吃，装修风格不错美中不足的是卫生间的卫生需要再打扫干净些！	0.535 592	1
3	总体还不错，就是房东回复很慢，很多问题都没来得及问	0.327 440	0
4	描述上说有三张床 结果只有两张 在沙发上睡了一宿	0.000 938	0

（3）单个房源 eWOM 衡量。在得到所有用户评论的情感得分后，对于单个房源而言，该房源所对应的全部用户评论的情感得分均值即可以作为该房源的网络口碑，以 Airbnb 上 id 为 8 787 628 的房源为例，其所有用户评论共 11 条，其中既包含积极评论，如“屋子很干净舒适，周围环境也很好，离各种餐厅很近，地铁站也很近，屋主很热心，还帮忙提行李”，情感得

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

分为 0.999 961；也包含消极评论，如“一个房间的浴室莲蓬头水太小太小了，不能洗头，最多冲一下。还有双人床的一个角是塌陷下去的”，情感得分为 0.001 716。故该房源的网络口碑应同时考虑到消费者的积极和消极体验，对所有评论的情感得分进行求和平均，最终得到评价该房源网络口碑的值为 0.727 448。

3.3 变量描述

在 Airbnb 上并不会显示成交的订单量数据，因此当以 Airbnb 为研究对象时，不宜使用订单量作为用户购买行为的衡量指标。同时，根据 Airbnb 交易规则发现，Airbnb 在每一次成功的交易后会要求用户对当次短租体验做出评论，因此可以选取评论量来反映在线短租的成交情况 [18]。此外，根据图 1 所提出的研究模型和表 1 中所获取到的房源、房东数据，参考以往 Airbnb 相关研究中的房源和房东属性定义 [54-55]，可得到表 4 的变量描述：

表 4 变量描述

变量	维度	变量名	VARIABLES	变量描述
因变量	用户购买行为	房源销量	number_of_orders	该房源的累计评论数量
自变量	房源属性	房源整体特征描述	len_description	描述房源整体特征的文本内容的长度
		房源周边环境描述	len_neighborhood	描述房源周边环境的文本内容的长度
		房源与市中心距离	distance	房源经纬度离北京市中心 (39.916 67, 116.416 67) 的距离，单位：km
		房源设施数量	amenities_count	房东所标记的房源内部所提供的设施数量
	房东属性	房东持有房源数量	host_listings_count	房源所属房东当前持有房源的总数量
		超赞房东认证	host_is_superhost	房东超级房东认证，若是则为 1，不是则为 0
		房东认证方式数量	host_verifications_count	房东已完成的身份认证方式的数量
		房东入驻平台年份	host_since	房东从入驻平台距 2021 年 12 月 24 日的时间，用年份表示
		房东回复率	host_response_rate	房东回复租客问题的次数占租客总咨询次数的比例，用百分比表示
		是否允许闪订	instant_bookable	房东是否开通闪订功能，若是则为 1，不是则为 0
中介变量	网络口碑	用户评论情感得分	avg_sentiment	基于 BERT 计算的该房源所有用户评论的情感得分均值
控制变量		价格	price	2021 年 12 月 24 日的当前房源价格
		是否有独立卫生间	is_bathrooms	房源内卫生间是否可独立使用，若是则为 1，不是则为 0
		卧室数	bedrooms	房源提供的卧室个数

4 实证分析

4.1 相关性分析

变量之间的相关性和共线性见表 5，所有变量之间的相关性系数均小于 0.8，同时方差膨胀因子 VIF 均远小于 5，所有自变量的平均 VIF 为 1.370，大于 1，均在合理范围内。因此可以认为变量之间没有严重的相关性问题，且不存在多重共线性问题，可以进行下一步的回归分析。

表 5 相关性分析

	VIF	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
number_of_orders		1.000														
len_description	1.430	0.191	1.000													
len_neighborhood	1.230	0.058	0.376	1.000												
distance	1.350	-0.124	-0.279	-0.258	1.000											
amenities_count	1.320	0.152	0.277	0.056	0.098	1.000										
host_listings_count	1.290	-0.025	0.234	0.232	-0.284	-0.154	1.000									
host_is_superhost	1.230	0.195	0.137	0.066	-0.003	0.102	0.179	1.000								
host_verifica-tions_count	1.340	0.122	0.130	0.069	-0.026	0.018	0.029	0.172	1.000							
host_since	1.420	0.213	0.144	0.074	0.003	-0.005	0.179	0.216	0.487	1.000						
host_response_rate	1.130	0.089	0.120	0.094	-0.058	0.099	0.124	0.265	0.059	0.058	1.000					
instant_bookable	1.100	0.037	0.026	0.041	0.078	0.176	0.006	0.160	-0.015	0.002	0.171	1.000				
avg_sentiment	1.210	0.260	0.103	-0.033	0.126	0.257	-0.069	0.248	0.115	0.170	0.144	0.072	1.000			
price	1.800	-0.069	-0.018	-0.078	0.241	0.213	-0.135	-0.045	-0.042	-0.035	-0.064	0.065	0.026	1.000		
is_bathrooms	1.310	-0.013	0.103	0.104	-0.274	-0.128	0.003	-0.034	-0.019	-0.078	-0.022	-0.123	-0.161	-0.311	1.000	
bedrooms	2.040	-0.049	-0.105	-0.153	0.338	0.210	-0.132	-0.058	-0.085	-0.038	-0.032	0.039	0.108	0.650	-0.417	1.000

4.2 回归分析

为了验证第 2 节提出的假设，本文运用 Stata 软件进行负二项回归分析，房源属性和房东属性相关回归分析结果分别如表 6 和表 7 所示。其中，表 6 中模型（1）显示了控制变量对用户购买行为的影响。表 6 中模型（2）—（5）以及表 7 中模型（1）—（6）探究了房源和房东属性对用户购买行为的影响。而表 6 中模型（11）—（14）以及表 7 中模型（13）—（18）探究了这些因素对网络口碑的影响。同时表 6 中模型（6）—（10）以及表 7 中模型（7）—（12）则探究了网络口碑的中介作用。

4.2.1 房源属性的影响

房源属性各维度下，房源整体特征描述长度显著正向影响网络口碑（β=0.000 4，$p<0.001$）和用户购买行为（β=0.001 7，$p<0.001$），房源周边环境描述长度则对用户购买行为（β=0.000 6，$p<0.05$）有显著正向影响，而对网络口碑无显著影响作用（β=-0.000 1）。此外，房源与北京市中心的距离显著负向影响用户购买行为（β=-0.009 6，$p<0.001$），但显著正向影响网络口碑（β=0.002 5，$p<0.001$）。最后，房屋内设施量显著正向影响网络口碑（β=0.019 5，$p<0.001$），用户购买行为亦然（β=0.053 5，$p<0.001$）。因此，房源属性对网络口碑及用户购买行为的影响见表 8。

4.2.2 房东属性的影响

在房东属性方面，房东持有房源数量显著负向影响网络口碑（β=-0.004 8，$p<0.001$）和用户购买行为（β=-0.006 5，$p<0.05$），而房东的超赞房东认证显著正向影响网络口碑（β=0.473 0，$p<0.001$）和用户购买行为（β=1.126 8，$p<0.001$）。此外，房东认证方式数量对网络口碑（β=0.043 8，$p<0.001$）和用户购买行为（β=0.143 4，$p<0.001$）有显著正向影响，而房东入驻平台年份同样显著正向影响网络口碑（β=0.088 1，$p<0.001$）和用户购买行为（β=0.314 1，$p<0.001$）。最后房东回复率对网络口碑（β=0.414 1，$p<0.001$）和用户购买行为（β=0.897 6，$p<0.001$）具有显著的正向影响作用，而是否开通闪订同样显著正向影响网络口碑（β=0.124 6，$p<0.001$）和用户购买行为（β=0.277 3，$p<0.001$）。综上所述，房东属性对网络口碑及用户购买行为的影响见表 9。

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

表 6 房源属性负二项回归分析结果

变量		因变量													
		用户购买行为 number_of_orders										网络口碑 avg_sentiment			
		（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）	（7）	（8）	（9）	（10）	（11）	（12）	（13）	（14）
控制变量	price	-0.000 1**	-0.000 1*	-0.000 1**	-0.000 1**	-0.000 2***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***
	is_bathrooms	-0.299 2**	-0.345 4***	-0.321 2**	-0.497 4***	-0.163 4	-0.013 2	-0.080 5	-0.041 9	-0.243 6**	0.010 9	-0.392 5***	-0.367 9***	-0.338 9***	-0.345 0***
	bedrooms	-0.042 1*	-0.009 0	-0.033 3	0.005 5	-0.065 0**	-0.082 4***	-0.057 3**	-0.075 0***	-0.019 3	-0.096 1***	0.046 8***	0.039 4***	0.032 0***	0.032 6***
自变量	len_description		0.001 7***					0.001 2***				0.000 4***			
	len_neighborhood			0.000 6*					0.000 6*				-0.000 1		
	distance				-0.009 6***					-0.012 6***				0.002 5***	
	amenities_count					0.053 5***					0.025 8***				0.019 5***
中介变量	avg_sentiment						3.727 1***	3.496 5***	3.714 8***	3.732 6***	3.498 6***				
	Constant	1.911 7***	0.930 0***	1.813 7***	2.290 8***	0.538 2***	-0.651 9***	-1.207 2***	-0.732 6***	-0.193 6*	-1.147 7***	-0.888 0***	-0.688 4***	-0.815 9***	-1.157 7***
	Observations	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112
	Wald chi2	37.85***	265.10***	40.22***	91.91***	330.06***	2 676.95***	2 883.21***	2 765.88***	3 029.30***	2 850.50***	228.53***	139.43***	175.93***	505.77***
	Log likelihood/Adj R2	-12 083.122	-11 880.057	-12 073.590	-12 012.309	-11 867.780	-10 642.472	-10 492.199	-10 630.096	-10 472.958	-10 571.838	-4 117.935	-4 135.816	-4 129.384	-4 074.132
	Pseudo R2/R2	0.003 7	0.020 5	0.004 5	0.009 6	0.021 5	0.122 5	0.134 9	0.123 5	0.136 5	0.128 3	0.013 4	0.009 1	0.010 6	0.023 9

注：*表示p<0.05，**表示p<0.01，***表示p<0.001

表 7 房东属性负二项回归分析结果

变量		因变量																	
		用户购买行为number_of_orders												网络口碑avg_sentiment					
		（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）	（7）	（8）	（9）	（10）	（11）	（12）	（13）	（14）	（15）	（16）	（17）	（18）
控制变量	price	-0.000 1**	-0.000 1***	-0.000 1**	-0.000 1***	-0.000 1	-0.000 1**	-0.000 1**	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1**	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***
	is_bathrooms	-0.271 8**	-0.388 1***	-0.191 1	-0.299 9**	-0.252 1*	-0.288 1**	-0.003 9	-0.068 7	0.082 2	-0.003 4	0.010 4	0.001 8	-0.378 8***	-0.330 5***	-0.354 0***	-0.331 8***	-0.355 6***	-0.351 0***
	bedrooms	-0.044 5	-0.022 1	-0.009 9	-0.002 8	-0.051 9*	-0.044 2	-0.084 3***	-0.071 5***	-0.060 8**	-0.055 8***	-0.086 5***	-0.082 7***	0.036 9***	0.047 8***	0.045 4***	0.044 0***	0.039 8***	0.041 8***
自变量	host_listings_count	-0.006 5*						-0.004 0*						-0.004 8***					
	host_is_superhost		1.126 8***						0.557 7***						0.473 0***				
	host_verifications_count			0.143 4***						0.108 5***						0.043 8***			
	host_since				0.314 1***						0.241 6***						0.088 1***		
	host_response_rate					0.897 6***						0.527 9***						0.414 1***	
	instant_bookable						0.277 3***						0.175 6*						0.124 6***
中介变量	avg_sentiment							3.717 4***	3.480 3***	3.654 3***	3.494 0***	3.659 8***	3.711 7***						
	Constant	1.962 3***	1.397 0***	1.280 1***	0.952 4***	1.112 2***	1.726 2***	-0.609 8***	-0.738 6***	-1.080 7***	-1.245 3***	-1.080 9***	-0.766 1***	-0.642 0***	-0.912 5***	-0.859 9***	-0.931 5***	-1.056 3***	-0.787 2***
	Observations	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112
	Wald chi2	42.99***	329.53***	145.54***	326.72***	98.82***	49.64***	2 692.13***	2 865.88***	2 781.78***	3 069.71***	2 736.2***	2 721.63***	151.98***	537.82***	224.31***	309.17***	229.87***	161.26***
	Log likelihood/Adj R2	-12 075.679	-11 851.626	-12 003.606	-11 846.125	-12 010.088	-12 071.200	-10 639.086	-10 568.731	-10 574.632	-10 437.694	-10 613.362	-10 635.822	-4 130.072	--4 070.830	-4 121.221	-4 107.310	-4 111.745	-4 131.949
	Pseudo R2/R2	0.004 4	0.022 8	0.010 3	0.023 3	0.009 8	0.004 7	0.122 8	0.128 6	0.128 1	0.139 4	0.124 9	0.123 1	0.010 5	0.024 7	0.012 6	0.015 9	0.014 9	0.010 0

注：*表示p<0.05，**表示p<0.01，***表示p<0.001

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

表 8 房源属性对网络口碑及用户购买行为的影响

影响路径	假设	是否显著	正向（+）/负向（-）	是否成立
房源属性—>网络口碑	H1a：房源整体特征描述 —> 网络口碑（+）	√***	+	√
	H2a：房源周边环境描述 —> 网络口碑（+）	×	-	×
	H3a：房源与市中心距离 —> 网络口碑（-）	√***	+	×
	H4a：房源设施数量 —> 网络口碑（+）	√***	+	√
房源属性—>用户购买行为	H1b：房源整体特征描述 —> 用户购买行为（+）	√***	+	√
	H2b：房源周边环境描述 —> 用户购买行为（+）	√*	+	√
	H3b：房源与市中心距离 —> 用户购买行为（-）	√***	-	√
	H4b：房源设施数量 —> 用户购买行为（+）	√***	+	√

注：*表示p<0.05，**表示p<0.01，***表示p<0.001

表 9 房东属性对网络口碑及用户购买行为的影响

影响路径	假设	是否显著	正向（+）/负向（-）	是否成立
房东属性—>网络口碑	H5a：持有房源数量 —> 网络口碑（+）	√*	-	×
	H6a：超赞房东认证 —> 网络口碑（+）	√***	+	√
	H7a：房东认证方式数量 —> 网络口碑（+）	√***	+	√
	H8a：入驻平台年份 —> 网络口碑（+）	√***	+	√
	H9a：房东回复率 —> 网络口碑（+）	√***	+	√
	H10a：是否允许闪订 —> 网络口碑（+）	√***	+	√
房东属性—>用户购买行为	H5b：持有房源数量 —> 用户购买行为（+）	√***	-	×
	H6b：超赞房东认证 —> 用户购买行为（+）	√***	+	√
	H7b：房东认证方式数量 —> 用户购买行为（+）	√***	+	√
	H8b：入驻平台年份 —> 用户购买行为（+）	√***	+	√
	H9b：房东回复率 —> 用户购买行为（+）	√***	+	√
	H10b：是否允许闪订 —> 用户购买行为（+）	√***	+	√

注：*表示p<0.05，**表示p<0.01，***表示p<0.001

4.2.3 网络口碑的中介作用

为了从实证角度验证网络口碑在房东个人属性和房源功能价值影响用户购买行为中的中介作用，本文采用逐步检验法对其中介效应进行分析[56]。首先，由以上分析可知，除房源周边环境描述外所提出的房源和房东属性均会显著影响用户购买行为和网络口碑；而由表 6 中模型（6）可知，网络口碑显著正向影响用户购买行为（β=3.727 1，p<0.001），假设 H11 成立；其次，由表 6 中模型（7）—（10）以及表 7 中模型（7）—（12）可知，除房源周边环境描述外，网络口碑在房源和房源属性影响用户购买行为过程中的中介效应显著，见表 10。网络口碑的建立意味着消费者对卖家所提供产品与服务的认可与依赖，是在接收到产品服务质量信号后对房东声誉信念的认识，并成为影响在线短租消费者购买行为的重要驱动力[57]。因此可以认为，房源和房东属性会通过影响消费者的态度，即网络口碑，间接影响潜在消费者的购买行为。

表 10 网络口碑的中介作用

假设	影响路径	完全/部分	是否成立
H11：网络口碑的中介作用	房源整体特征描述 —> 用户购买行为	部分	√
	房源周边环境描述 —> 用户购买行为	/	×
	房源与市中心距离 —> 用户购买行为	部分	√
	房源设施数量 —> 用户购买行为	部分	√
	持有房源数量 —> 用户购买行为	部分	√
	超赞房东认证 —> 用户购买行为	部分	√
	房东认证方式数量 —> 用户购买行为	部分	√
	入驻平台年份 —> 用户购买行为	部分	√
	房东回复率 —> 用户购买行为	部分	√
	是否允许闪订 —> 用户购买行为	部分	√

注：*表示p<0.05，**表示p<0.01，***表示p<0.001

4.3 鲁棒性检验

A. Lawani 等 [58] 和杨帅等 [54] 均认为，Airbnb 房源评价的 6 个细分指标，即“如实描述、位置便利、沟通顺畅、干净卫生、入住便捷、高性价比”能够反映房源口碑，且其效果优于单维评价指标，即整体评价等级分数。因此，为了进行鲁棒性检验，验证在线短租网络口碑替代变量构建的可行性，以及实证分析模型的稳定性和可推广性，本文将单个房源 6 项细分评价指标分数之和作为该房源的网络口碑进行实验。回归结果（见表 11 和表 12）与原结论基本一致，即证明本文研究模型具有稳健性。

表 11 以细分指标下房客评价分数之和为网络口碑的房源属性负二项回归分析结果

变量		因变量								
		用户购买行为number_of_orders					网络口碑review_scores_all			
		（6）	（7）	（8）	（9）	（10）	（11）	（12）	（13）	（14）
控制变量	price	-0.0001**	-0.000 1**	-0.000 1**	-0.000 1**	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***
	is_bathrooms	0.004 3	-0.022 7	-0.016 1	-0.171 4	0.067 3	-0.380 5***	-0.355 2***	-0.345 9***	-0.345 0***
	bedrooms	-0.066 1***	-0.041 5*	-0.058 5***	-0.018 4	-0.080 9***	0.037 0***	0.032 5***	0.028 6**	0.020 0*
自变量	len_description		0.001 2***				0.000 4***			
	len_neighborhood			0.000 6*				-0.000 1		
	distance				-0.009 5***				0.001 1**	
	amenities_count					0.028 3***				0.018 6***
中介变量	review_scores_all	0.170 5***	0.165 0***	0.170 3***	0.170 1***	0.164 1***				
	Constant	-2.609 4***	-3.180 0***	-2.685 7***	-2.232 2***	-3.163 1***	2.720 8***	2.906 8***	2.854 1***	2.471 7***
	Observations	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112
	Wald chi2	2 744.51***	2 702.96***	2 756.12***	2 691.97***	2 811.35***	199.98***	122.18***	126.09***	336.50***
	Log likelihood/Adj R2	-9 789.601 4	-9 624.650 5	-9 779.113 9	-9 680.684 3	-9 689.860 6	-18 061.659	-18 071.592	-18 070.737	-18 043.251
	Pseudo R2/R2	0.192 8	0.206 4	0.193 7	0.201 8	0.201 1	0.001 7	0.001 1	0.001 2	0.002 7

注：*表示p<0.05，**表示p<0.01，***表示p<0.001

ChinaXiv合作期刊
知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

表 12 以细分指标下房客评价分数之和为网络口碑的房东属性负二项回归分析结果

变量		因变量											
		用户购买行为number_of_orders						网络口碑avg_sentiment					
		（7）	（8）	（9）	（10）	（11）	（12）	（13）	（14）	（15）	（16）	（17）	（18）
控制变量	price	-0.000 1**	-0.000 1***	-0.000 1**	-0.000 1***	-0.000 1*	-0.000 1**	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1***	-0.000 1**	-0.000 1***
	is_bathrooms	0.026 3	-0.036 2	0.066 9	0.004 6	0.017 8	0.009 0	-0.353 5***	-0.374 6***	-0.346 2***	-0.359 0***	-0.364 8***	-0.347 4***
	bedrooms	-0.068 4***	-0.056 8**	-0.048 1*	-0.040 9*	-0.070 3***	-0.066 7***	0.031 8***	0.044 9***	0.042 5***	0.041 9***	0.032 7***	0.032 6***
自变量	host_listings_count	-0.005 8**						-0.002 2**					
	host_is_superhost		0.570 8***						0.457 7***				
	host_verifications_count			0.084 5***						0.056 0***			
	host_since				0.213 1***						0.111 7***		
	host_response_rate					0.425 1***						0.440 8***	
	instant_bookable						0.092 1						0.131 2***
中介变量	avg_sentiment	0.170 4***	0.162 8***	0.168 5***	0.164 5***	0.168 8***	0.170 2***						
	Constant	-2.558 8***	-2.673 4***	-2.935 3***	-3.125 6***	-2.943 7***	-2.664 6***	2.926 3***	2.712 8***	2.690 0***	2.615 9***	2.524 0***	2.815 1***
	Observations	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112	5 112
	Wald chi2	2 758.72***	2 934.11***	2 692.04***	2 767.34***	2 720.1***	2 771.54***	130.33***	423.73***	226.32***	287.36***	229.87***	136.74***
	Log likelihood/Adj R2	-9 781.199	-9 698.068 9	-9 744.164 2	-9 616.914 7	-9 771.118 1	-9 787.64	-18 070.639	-18 036.506	-18 058.159	-18 046.016	-18 053.386	-18 068.869
	Pseudo R2/R2	0.193 5	0.200 4	0.196 6	0.207 1	0.194 4	0.193 0	0.001 2	0.003 0	0.001 9	0.002 5	0.002 1	0.001 3

注：* 表示 $p<0.05$，** 表示 $p<0.01$，*** 表示 $p<0.001$

5 实证结果讨论

本文基于 ELM 模型，通过 BERT 情感得分计算构建网络口碑指标，采用实证研究的方法解释了在线短租平台 Airbnb 上房源和房东属性如何影响网络口碑，进而影响最终的用户购买行为，最终得到如下主要结论：

5.1 中心路径：房源属性的影响

如表 8 所示，房源属性中房源整体特征描述对在线短租网络口碑和用户购买行为均有显著正向影响。而房源周边环境描述则仅显著正向影响用户购买行为，而对网络口碑无显著作用。正如图 3 所示，房源整体特征描述是对房源特色优势的概述，让消费者可以对该房源有更准确的心理预期。根据印象管理理论，房东可以通过一定的描述性策略来塑造房源形象并取得良好网络口碑，提高交易成功率 [24,27]。但对于房源周边环境相关描述性文本，虽然如图 4 所示体现了房源周边自然、交通和经济资源情况，但由于在房源整体描述中已经涉及对房源交通状况、周边景区等的描述，过长的周边环境描述性文本反而造成冗余，给消费者带来不必要的理解负担，不利于提升网络口碑。



图 3 房源整体特征描述词云



图 4 房源周边环境描述词云

此外，房源与市中心距离仅显著负向影响用户购买行为，对网络口碑则有显著正向影响。北京市中心位于东城区和西城区。如图 5 所示，市中心是一个明显的短租房源聚集区，东城区平均房源销量也位于前列。但北京作为政治经济中心，其他各区在经济商业上同样发展出了自身优势产业，形成了区县内的短租旅游中心，整体上依然符合商圈理论 [28] 和核心—边缘旅游结构理论 [29]。而对于消费者而言，如图 6—图 7，以用户体验情感得分均值为衡量指标的网络口碑大部分处于中性水平，但随着疫情后“京郊游”的逐步兴起，虽然尚未动摇房源销量的空间分布，但郊区自然风光使租客表现出明显正向情感倾向，网络口碑提升 [59]。

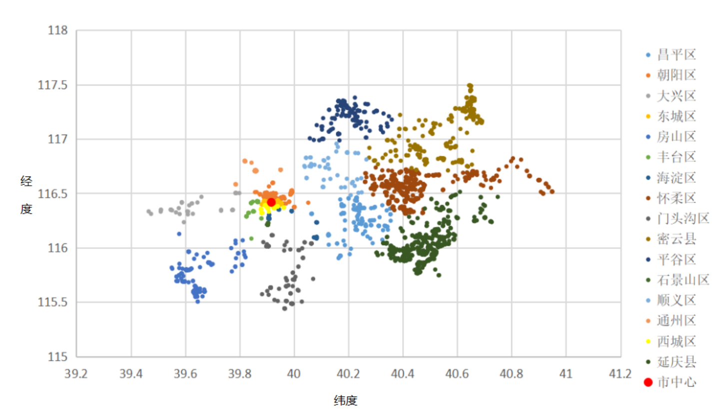


图 5 北京市房源分布

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

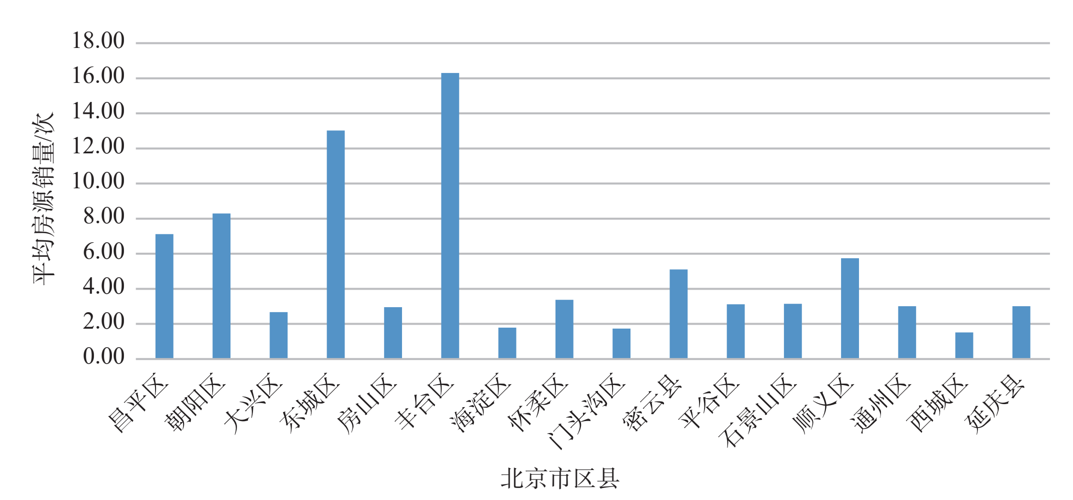


图 6 北京市各区县房源平均房源销量



图 7 北京市各区县房源平均情感得分

最后，房源设施数量对在线短租网络口碑和用户购买行为均有显著正向影响作用。共享短租能够提供更多生活、安全和娱乐设施，使整个住宿体验更有“人情味”和“体验感”，满足用户对于“家庭氛围”的期待正是共享短租优于传统酒店住宿业的地方 [28]。完备的房源内部设施能够增强消费者对优质住宿条件的确定性，从而提升用户评价，激励用户完成购买决策。

5.2 边缘路径：房东属性的影响

如表 9 所示，房东属性中超赞房东认证、房东认证方式数量和入驻平台年份均对在线短租网络口碑和用户购买行为有显著正向影响。这是因为超赞房东是平台对能力突出的房东所授予的官方认证称号，具有一定的权威性，且是对房东在过去 12 个月内的综合评价，因此更容易得到具有积极倾向的网络口碑，并促使消费者做出购买决策 [32]。同时，Airbnb 上房东经过了越多的第三方平台检验，则越能让消费者相信房东的真实身份并提高房源的可靠性，让租客可以放心地与房东进行交易，这也与 L. Zhang 等 [60] 的研究结论相符。而面对市场淘汰机制，房东经营时间越长，意味着他们自入驻平台以来已经对所提供的短租产品与服务进行了多次优化和完善来适应共享短租市场，因此更能取得租客认同。

此外，房东回复率和是否允许闪订也均对在线短租网络口碑和用户购买行为有显著正向影响。消费者在进行交易前获得房源信息的一个重要渠道就是与房东进行线上沟通，而能够



知识管理论坛
2023 年 第 3 期（总第 45 期）

及时详细地回答用户问题体现了房东的处事和沟通能力，是建立房东良好口碑的重要因素，也能够有效引导用户的选择行为 [61]。闪订功能的开通无疑简化了用户的订房流程，无需等待房东确认，即刻完成房源预定，可以避免等待期间被抢单，也使得房客可以更加轻松地规划行程，同时开通闪订功能的房东被要求提前设置入住须知，提高了主客间沟通效率与响应性，因此这类房源得到消费者青睐 [62]。

而房东持有房源数量则对在线短租网络口碑和用户购买行为有显著负向影响。一般来说，房东持有房源数量越多，则该房东为职业房东的可能性越大 [33]。然而，职业房东虽然拥有更强的运营能力，但有研究证明职业房东往往定价更高 [63]，且对于单套房源而言房东参与度更低 [28]，因此反而会降低用户网络口碑和购买意愿。

5.3 网络口碑的中介作用

如表 10 所示，网络口碑在除房源周边环境外的其他房源和房东属性作用于用户购买行为过程中均具有中介作用。解决消费者对共享经济平台与服务提供方的信任问题是维护共享经济可持续运行的关键要素之一 [64]。而随着在线短租内容社区属性的加强，网络口碑得以将过往消费者的真实体验传递给潜在用户，在构建用户信任、营造房东声誉中发挥着重要作用，是房源销售的关键驱动因素。

同时，通过鲁棒性检验，本研究已经验证了以用户评论情感得分均值作为网络口碑替代变量的可行性。基于此，为了优化用户体验，短租平台可以提取用户评论表现出正向或负向情感倾向的内容标签，并根据用户关注的房东个人属性和房源功能价值维度调整相关信息展示的排布，从而为用户带来正向激励，促进用户完成房源预定。

6 结果讨论

6.1 理论贡献

首先，本文为确认网络口碑的替代变量提供了思路。网络口碑体现了一种具有倾向性的购买态度，代表着消费者对产品与服务的评价，是共享经济环境下在线交易得以顺利进行的前提和基础，有助于消费者在与服务提供商信息不对称的情况下做出购买决策。然而，现有研究大多利用评论数或总评分对网络口碑进行衡量，其结果并不准确，仅用口碑情感倾向衡量又较为粗略，故本文采用评论情感倾向进一步细粒度地刻画网络口碑，利用 BERT 模型对用户评论进行情感得分计算，并以某一房源下所有用户评论的情感得分均值作为消费者对该房源所产生的信任的衡量指标，为确认网络口碑的替代变量提供了思路。其次，本文扩展了 ELM 模型的应用场景。本文验证了 ELM 模型在探究在线短租产品服务质量对用户购买行为的影响中的应用，尤其是网络口碑在房东属性和房源属性影响用户购买行为中的中介效应，扩展了 ELM 模型的应用场景，为其他学者研究在线平台用户行为提供参考。

6.2 管理启示

对于房东而言，为了提高自身吸引力，首先，可以有策略地通过房源描述塑造房源良好形象，后疫情时代可以着墨于房源防疫措施、退订政策、室内活动等；其次，对周边环境的描述可以更有针对性，主要关注房源周边交通状况及主要景区或商圈，精简字数，避免冗余；同时，在京郊游热潮下，位于区县边缘位置的房源可以通过进一步完善引起用户积极情感倾向的产品及服务，营造良好的口碑并稳定用户信任，借后疫情时代的新机遇形成良好商业循环。

而对于平台而言，本研究已经验证了以用户评论情感得分均值作为网络口碑替代变量的可行性，及其在影响用户购买行为中的中介效应，因此平台可以提取用户评论表现出正向或负向情感倾向的内容标签，为用户购买决策提供参考，也为房东改进自身短租产品及服务提供方向。其次，平台应当加强对房东服务水平的监管，保证房东对单套房源的参与度，设置相关评价指标，免除用户选择专业房东时的后顾之忧。

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

6.3 研究局限及未来研究方向

本文探究了具体的房源和房东属性如何影响在线短租网络口碑及用户购买行为，为确认在线短租网络口碑的替代变量提供了思路，并扩展了 ELM 模型的应用场景，为探索在线短租网络口碑的前置影响因素提供了参考。但仍存在不足之处，包括考虑到短租平台存在控评行为，用以衡量网络口碑的评论情感得分具有一定的偏差，以及本研究采用了 Airbnb 北京地区的开源数据，对解释其他城市的网络口碑水平及购买行为不具有普适性等。因此，未来研究可以综合考虑评论中的文本和图像等，并可以通过获取多个城市的短租真实数据进行对比分析，来观察地区间差异对用户购买行为的影响。此外，考虑到 Airbnb 退出中国的影响，未来可以将本文研究模型迁移到小猪短租、途家等平台进行比较研究，明确 Airbnb 在平台运营中存在的诸多问题，探究中国本土短租平台的可持续发展路径。

参考文献：

[1] 曹睿，廖彬，李敏，等 . 基于 XGBoost 的在线短租市场价格预测及特征分析模型 [J]. 数据分析与知识发现，2021, 5(6): 51-65.

[2] ROMANO A. The shifting geographies of digital intermediation: the effects of the COVID-19 pandemic on short-term rentals in Italian cities[J]. Digital geography and society, 2021(2): 100019.

[3] 贺静 . 后疫情时代关于我国住宿业发展的思考 [J]. 山西财政税务专科学校学报，2021, 23(3): 38-41.

[4] 梁晓蓓，徐真，李晶晶 . 共享短租平台商家属性对消费者网络口碑的影响研究 [J]. 数据分析与知识发现，2018, 2(11): 46-53.

[5] ELVIRA I, YOGESH K D, NRIPENDRA R. The use of elaboration likelihood model in eWOM research: literature review and weight-analysis[C]//Responsible AI and analytics for an ethical and inclusive digitized society: 20th IFIP WG 6.11 conference on e-business, e-services and e-society. Galway: Springer, 2021: 495-505.

[6] 关利欣 . 新冠肺炎疫情后中国消费发展趋势及对策 [J]. 消费经济，2020, 36(3): 27-34.

[7] SUTHERLAND I, KIATKAWSIN K. Determinants of guest experience in airbnb: a topic modeling approach using LDA [J]. Sustainability, 2020, 12(8): 3402.

[8] 陈琳，陈涛 . 基于 LDA 模型和信任维度的在线短租用户信任感知空间分布研究 —— 基于 Airbnb 北京地区数据 [J]. 中国发展，2021, 21(5): 53-61.

[9] 卢长宝，林嗣杰 . 游客选择在线短租住宿的动机研究 [J]. 经济管理，2018, 40(12): 153-167.

[10] ERT E, FLEISCHER A, MAGEN N. Trust and reputation in the sharing economy: the role of personal photos in Airbnb[J]. Tourism management, 2016, 55(8): 62-73.

[11] XIE K L, KWOK L. The effects of Airbnb's price positioning on hotel performance[J]. International journal of hospitality management, 2017(67): 174-184.

[12] 梁家铭，赵洁，郑鹏，等 . 特征选择下融合图像和文本分析的在线短租平台信任计算框架 [J]. 数据分析与知识发现，2021, 5(2): 129-140.

[13] 刘兰 . 公共危机管理框架下在线短租平台应对新冠危机研究 —— 基于途家房主视角 [D]. 济南：山东大学，2021.

[14] YAN L, WANG X . Why posters contribute different content in their positive online reviews: a social information-processing perspective[J]. Computers in human behavior, 2018(82): 199-216.

[15] CHENG M, JIN X. What do Airbnb users care about? an analysis of online review comments[J]. International journal of hospitality management, 2019(76): 58-70.

[16] TAO D, FANG W, LUO B, et al. Which marketer-generated-content is more effective? an experimental study in the context of a peer-to-peer accommodation platform[J]. International journal of hospitality management, 2022(100): 103089.

[17] MAO Z, LYU J. Why travelers use Airbnb again? an integrative approach to understanding travelers' repurchase intention.[J]. International journal of contemporary hospitality management, 2017, 29(9): 2464-2482.

[18] 闫励，牛新艳 . 我国共享短租市场中的信任研究 —— 基于 Airbnb 开源数据的分析 [J]. 经济论坛，2020(12): 137-147.

[19] AHMAD S N, LAROCHE M. Analyzing electronic word of mouth: a social commerce construct[J]. International journal of information management, 2017, 37(3): 202-213.

[20] 卢彩凤 . 在线短租情境下的负面网络口碑发布动机研究 [D]. 武汉：武汉大学，2018.

[21] PETTY R E, CACIOPPO J T. The elaboration likelihood model of persuasion[J]. Advances in experimental social psychology, 1986(19): 123-205.

[22] 郭纨如 . 基于 ELM 视角的在线评论对消费者购买决策行为的影响研究 [D]. 郑州：郑州大学，2015.

[23] 黄静，刘洪亮，郭昱琅 . 在线促销限制对消费者购买决策的影响研究 - 基于精细加工可能性视角 [J]. 商业



经济与管理, 2016(5): 76-85.
[24] 黄思皓, 邓富民, 肖金岑. 网络直播平台观众的冲动购买决策研究——基于双路径影响视角[J]. 财经科学, 2021(5): 119-132.
[25] 冯俊. 不同质量信号对知识产品购买决策的影响研究[D]. 武汉: 中南财经政法大学, 2019.
[26] BARLOW J, DYSON E, LEARY T, et al. Hip, hype and hope—the three faces of virtual worlds (panel session)[C]// Proceedings of SIGGRAPH90: the 17th international ACM conference on computer graphics & interactive technique. New York: ACM, 1990: 1001-1029.
[27] DORFLEITNER G, PRIBERNY C, SCHUSTER S, et al. Description-text related soft information in peer-to-peer lending–Evidence from two leading European platforms[J]. Journal of banking & finance, 2016(64): 169-187.
[28] GEITS A, GEITS J. Christaller's central place theory[J]. Journal of geography, 1966, 65(5): 220-226.
[29] 朱莉, 万怡春. 核心—边缘理论在区域旅游规划中的运用分成[J]. 旅游纵览（下半月）, 2017(3): 56.
[30] 池毛毛, 刘姝君, 卢新元, 等. 共享住宿平台上房东持续参与意愿的影响机理研究: 平台网络效应的视角[J]. 南开管理评论, 2019(4): 103-113.
[31] JANG S, KIM J, KIM J, et al. Spatial and experimental analysis of peer-to-peer accommodation consumption during COVID-19[J]. Journal of destination marketing & management, 2021(20): 100563.
[32] 闫励. 共享经济中的信任研究——基于共享短租大数据的分析[D]. 济南: 山东财经大学, 2019.
[33] 贺明华, 刘小泉. 共享经济下消费者信任的形成机理及影响机制[J]. 中国流通经济, 2020, 34(2): 69-82.
[34] 曾应强. 共享短租模式中消费者初始信任影响因素实证研究[D]. 北京: 对外经济贸易大学, 2017.
[35] MAYER R C, DAVIS J H, SCHOORMAN F D. An integrative model of organizational trust[J]. Academy of management review, 1995, 20(3): 709-734.
[36] 孙楠. 信息不对称视角下共享住宿商家行为挖掘与徽章预测研究[D]. 杭州: 浙江工商大学, 2018.
[37] 徐敬博. 蚂蚁短租用户购买决策的影响因素分析[D]. 天津: 天津师范大学, 2019.
[38] MCKNIGHT D H, CHOUDHURY V, KACMAR C. Developing and validating trust measures for e-commerce: an integrative typology[J]. Information systems research, 2002, 13(3): 334-359.
[39] CHENG X, FU S, SUN J, et al. An investigation on online reviews in sharing economy driven hospitality platforms: a viewpoint of trust[J]. Tourism management, 2019(71): 366-377.
[40] HONG I, YOO C. Analyzing spatial variance of Airbnb pricing determinants using multiscale GWR approach[J]. Sustainability, 2020, 12(11): 4710.
[41] GELB B, JOHNSON M. Word-of-Mouth communication: causes and consequences[J]. Journal of health care marketing, 1995, 15(3): 54-58.
[42] 梁剑平, 武亮, 容家希. 网络口碑如何促进购买意愿?——基于消费者鼓舞的被调节中介模型[J]. 商业经济与管理, 2021(2): 56-67.
[43] 何军红, 杜尚蓉, 李仲香. 在线评论对冲动性移动购物意愿的影响研究[J]. 当代经济管理, 2019, 41(5): 25-31.
[44] 张敏, 张哲. 网络环境下口碑对消费者冲动性购买的影响[J]. 软科学, 2015, 29(10): 110-114.
[45] DO T T M D, PEREIRA L N. Understanding Vietnamese consumers' perception and word-of-mouth intentions towards Airbnb[J]. Journal of hospitality and tourism technology, 2023, 14(2): 83-101.
[46] GARCIA M J, CHICO J R, SANCHEZ A R P, et al. Does electronic word-of-mouth differently influence traditional economy vs. collaborative economy tourist accommodation? an empirical study[J]. Journal of quality assurance in hospitality & tourism, 2022, 23(3): 771-795.
[47] 孟园, 王洪伟, 王伟. 网络口碑对产品销量的影响: 基于细粒度的情感分析方法[J]. 管理评论, 2017, 29(1): 144-154.
[48] 何有世, 何述芳. 基于领域本体的产品网络口碑信息多层次细粒度情感挖掘[J]. 数据分析与知识发现, 2018, 2(8): 60-68.
[49] LICA L, TUTA M. Predicting product performance with social media[J]. Informatica Economicaeconomica, 2011, 15(2): 46.
[50] 张洁梅, 孔维铮. 网络负面口碑对消费者冲动性购买意愿的影响负面情绪的中介作用[J]. 管理评论, 2021, 33(6): 144-156.
[51] 江映潼. Airbnb 短租平台房源价格影响因素研究——基于在线评论情感分析及房源信息[D]. 北京: 对外经济贸易大学, 2021.
[52] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv preprint arXiv: 1810.04805, 2018.
[53] 谢星雨, 余本功. 基于 MFFMB 的电商评论文本分类研究[J]. 数据分析与知识发现, 2022, 6(1): 101-112.
[54] 毕文杰, 扶春娟. 基于机器学习的 Airbnb 房源价格预测及影响因素研究——以北京市为例[J]. 运筹与管理, 2022(9): 217-224.
[55] 杨帅, 陈建宏, 柯丹, 等. 共享住宿定价策略的跨国差异：国家文化价值观在共享经济中的调节作用[J]. 南开管理评论, 2021, 24(03): 60-73.
[56] 王耀德, 林良. 协同创新网络成员多样性如何影响企

知识管理论坛，2023(3): 238-257
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2023.021

业探索式创新 —— 技术多元化的中介效应 [J]. 科技进步与对策 , 2021, 38(22): 76-82.
[57] WU J, MA P, XIE K L. In sharing economy we trust: the effects of host attributes on short-term rental purchases[J]. International journal of contemporary hospitality management, 2017, 29(11): 2962-2976.
[58] LAWANI A, REED M R, MARK T, ZHANG Y. Reviews and price on online platforms: evidence from sentiment analysis of Airbnb reviews in Boston[J]. Regional science and urban economics, 2019, 75(3): 22-34.
[59] 田文娟 . 京郊旅游回暖 [J]. 投资北京 , 2020(6): 63-65.
[60] ZHANG L, YAN Q, ZHANG L. A computational framework for understanding antecedents of guests' perceived trust towards hosts on Airbnb[J]. Decision support systems, 2018(115): 105-116.
[61] 刘福珍 . 基于文本挖掘的用户反馈服务质量及影响研究 [D]. 武汉 : 武汉大学 , 2019.
[62] GAWORr T, HOBERG K. Customers' valuation of time and convenience in e-fulfillment[J]. International journal of physical distribution & logistics management, 2019, 49(1): 75-98.
[63] 陈子燕 , 邓丽 . 短租市场租赁平台定价机制研究 —— 基于不同房东类型的分析 [J]. 价格理论与实践 , 2019(5): 149-152.
[64] 孙玉玲 , 方向 , 李岸峰 . 共享住宿平台消费者信任的形成机制 —— 基于扎根理论的案例探究 [J]. 管理案例研究与评论 , 2022, 15(1): 1-9.

作者贡献说明：
黄　茜：设计研究方案，分析数据与撰写论文；
贺超城：提出选题和研究思路，进行数据分析；
李欣儒：收集并处理数据；
吴　江：提出研究方向，确定选题。

Research on the Influencing Factors of Online Short-term Rental Users' Consumption Behavior Based on the eWOM Measured by BERT in the Post-pandemic Era

Huang Qian He Chaocheng Li Xinru Wu Jiang
School of Information Management, Wuhan University, Wuhan 430072

Abstract: [Purpose/Significance] Exploring the influence factors of electronic word-of-mouth (eWOM) and user purchase behavior after the epidemic, so as to better attract users in the post-epidemic era, which is crucial for promoting the economic recovery of the online short-term rental industry. **[Method/Process]** This research obtained public data in Beijing area on Airbnb, and constructed a measurement index of eWOM based on BERT. Then based on the ELM, a model of influencing factors of online short-term rental users' purchase behavior was constructed with 4 listing attributes and 6 landlord attributes. Finally, the empirical research was carried out. **[Result/Conclusion]** Using the average sentiment score of reviews calculated by the BERT model to measure online short-term rental eWOM provided ideas for confirming its substitute variables. Apart from the impact pathway of describing the surrounding environment of the listing, eWOM plays an intermediary role when other attributes of the listing and the landlord influencing user purchasing behavior. However, contrary to the research hypothesis, the number of listings held by the landlord will negatively and significantly affect the eWOM and sales of the listing, which may be due to the lower involvement of the landlord in a single listing. And the farther the listing is from the city center, the better the eWOM is, which is associated with the post-epidemic peripheral travel. Finally, based on the results of this study, we proposed relevant operational suggestions for landlords and platforms. In the post-epidemic era, listing descriptions should focus more on epidemic prevention measures, check-out policies and indoor activities, as well as avoiding redundancy with the description of the surrounding environment. At the same time, the peripheral travel boom can be seized to turn the challenges of the epidemic into development opportunities and enhance the competitive strength and business volume of online short term rental listings.

Keywords: online short-term rental　electronic word of mouth　ELM　BERT